

Machine Learning
Evaluation &
Supervised
Learning

Regression







Rezki Trianto

Data guy who spent the last 7 years to work around data analytics and machine learning. Working in a unicorn company with various domain expertise to work with, from an e-commerce, OTA, and ride-hailing company.



Education Background







Hands On Required

Hands - On: 2. Regression

Klik disini untuk mengakses folder Hands On



早	Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
†	Linear Regression	P	Regularization
φ	Multivariate Regression	þ	Hands On - Regularization
į.	Feature Importance	ψ̈́.	Hyperparameter Tuning
$\dot{\Box}$	Asumsi Linear Regression	Image: Control of the	Hands On - Hyperparamater Tuning
	Hands On Linear Regression - Part 1	Ь	Hands On - Other Regression Algorithm



	Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
ф	Linear Regression	P	Regularization
þ	Multivariate Regression	†	Hands On - Regularization
ė,	Feature Importance	ψ̈́.	Hyperparameter Tuning
Image: Control of the	Asumsi Linear Regression	P	Hands On - Hyperparamater Tuning
	Hands On Linear Regression - Part 1	\Box	Hands On - Other Regression Algorithm



Masih ingat jenis-jenis task ML?

Supervised Learning

- Tersedia data + target
- Klasifikasi, regresi

Unsupervised Learning

- Tersedia data tanpa target
- Clustering, representation learning

Reinforcement Learning

- Data tidak tersedia (???), hanya aturan
- Melatih 'agen' dalam suatu 'task'
- * diluar scope Bootcamp

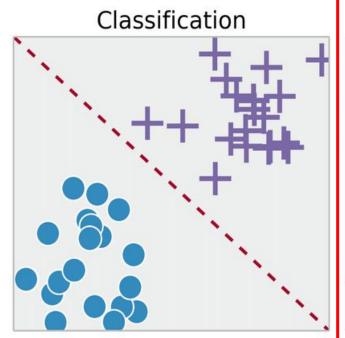


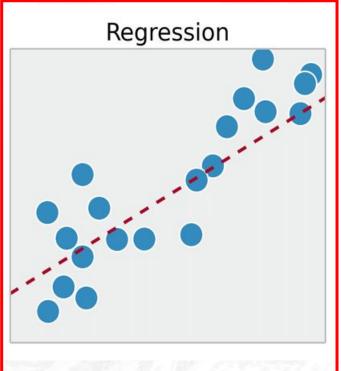
Supervised Learning Revisit the idea

Melakukan prediksi dengan sebuah aturan. Mempunyai data input (feature) dan label target



Jenis Supervised Learning







Target Label bertipe numerik

Target — Feature — Feature

price	bedrooms	bathrooms	sqft_living	sqft_lot	floors	waterfront	view	condition	grade	sqft_above
221900	3	1	1180	5650	1	0	0	3	7	1180
538000	3	2.25	2570	7242	2	0	0	3	7	2170
180000	2	1	770	10000	1	0	0	3	6	770
604000	4	3	1960	5000	1	0	0	5	7	1050
510000	3	2	1680	8080	1	0	0	3	8	1680
257500	3	2.25	1715	6819	2	0	0	3	7	1715
291850	3	1.5	1060	9711	1	0	0	3	7	1060
229500	3	1	1780	7470	1	0	0	3	7	1050
323000	3	2.5	1890	6560	2	0	0	3	7	1890
662500	3	2.5	3560	9796	1	0	0	3	8	1860
468000	2	1	1160	6000	1	0	0	4	7	860
310000	3	1	1430	19901	1.5	0	0	4	7	1430
400000	3	1.75	1370	9680	1	0	0	4	7	1370
530000	5	2	1810	4850	1.5	0	0	3	7	1810
650000	4	3	2950	5000	2	0	3	3	9	1980
395000	3	2	1890	14040	2	0	0	3	7	1890



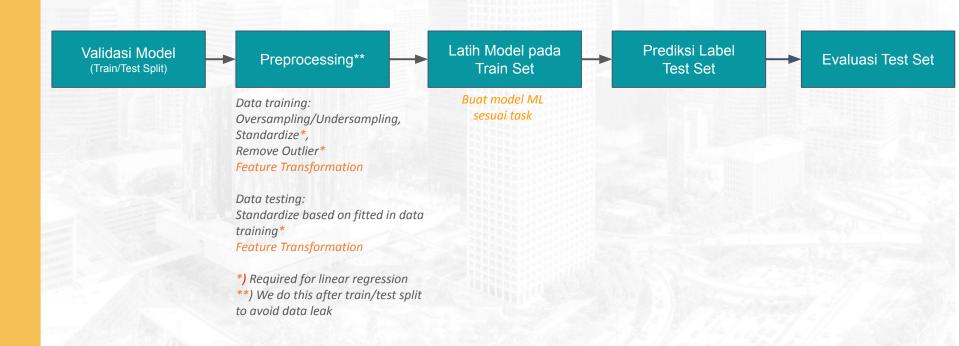
Tahapan Pemodelan



Lakukan iterasi jika dibutuhkan (error masih cukup tinggi)



Latih Machine Learning Model





	Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
ф	Linear Regression	P	Regularization
$\dot{\Box}$	Multivariate Regression	ф	Hands On - Regularization
ψ̈́	Feature Importance	P	Hyperparameter Tuning
Image: Control of the control of th	Asumsi Linear Regression	Image: Control of the control of th	Hands On - Hyperparamater Tuning
	Hands On Linear Regression - Part 1	Ь	Hands On - Other Regression Algorithm



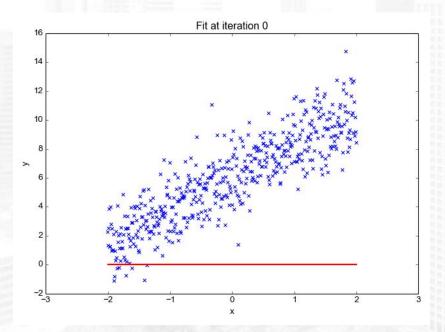
	Review Supervised Learning	P	Hands On Linear Regression - Part 2
	Linear Regression	P	Regularization
þ	Multivariate Regression	†	Hands On - Regularization
į.	Feature Importance	ψ	Hyperparameter Tuning
†	Asumsi Linear Regression	†	Hands On - Hyperparamater Tuning
	Hands On Linear Regression - Part 1	\Box	Hands On - Other Regression Algorithm



Main Idea & Intuition

Prediksi: Melakukan estimasi nilai Y berdasar nilai X

Source: Statquest



Linear regression adalah salah satu algoritma sederhana untuk melakukan regresi.

Menggunakan least-squares untuk membuat garis linear yang fit pada data (Hanya untuk tipe data numerik)

Bagaimana caranya?

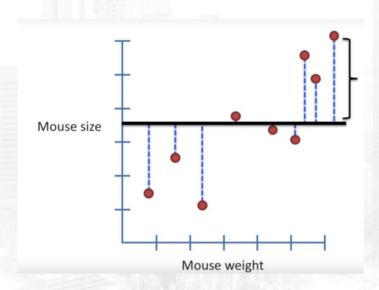
Menemukan nilai minimum dari:

$$\sum_{i=1}^{M} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

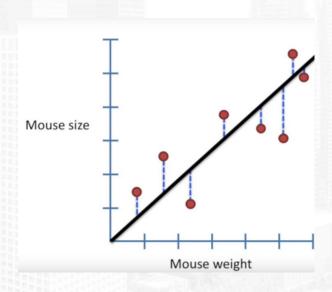
untuk setiap kombinasi garis linear





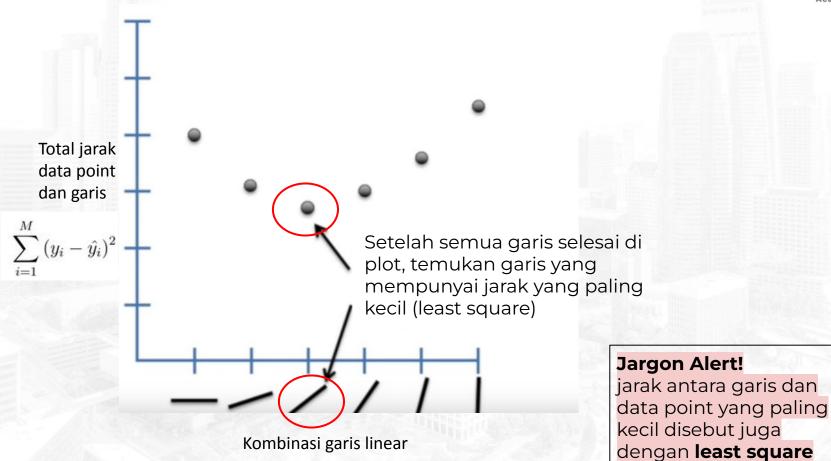


Berapa total jaraknya?



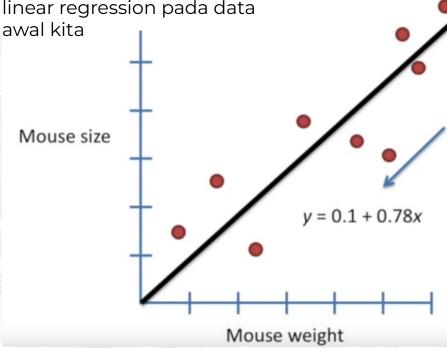
Berapa total jaraknya?







Setelah menemukan garis dengan jarak yang paling kecil (least squares), gunakan garis tersebut sebagai hasil dari linear regression pada data



Persamaan garis linear yang terbentuk. ada 2 parameter yang dihitung di linear regression.

0.1 (intercept) dan 0.78 (coefficient)

Coefficient di-interpretasikan seberapa besar perubahan nilai Y jika nilai X bertambah



Linear Regression

- Variabel dependent (Y) nilainya akan berubah secara konstan ketika nilai dari variabel independen (X) naik atau turun
- Asumsikan bahwa hubungan antara variabel X dan Y linear

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$

Y: Dependent variable

 β_0 : Intercept

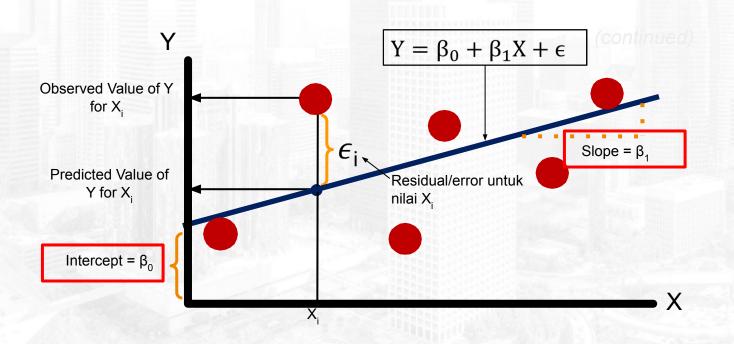
 β_1 : Slope / Coefficient

X = Independent variable

 ϵ : Random error (Noise)



Simple Linear Regression





Evaluasi: MAE, RMSE, R²

• Mean Absolute Error (MAE)
$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} |y_j - \hat{y}_j|$$

- Root mean squared error (RMSE) $\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} (y_j \hat{y}_j)^2}$
- **R**²: berkisar antara 0-1, mengindikasikan seberapa besar variabel independen mempengaruhi variabel dependen. semakin mendekati angka 1, model semakin baik.

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum (y_{i} - \hat{y})^{2}}{\sum (y_{i} - \bar{y})^{2}}$$
 Where,
$$\hat{y} - predicted \ value \ of \ y$$
$$\bar{y} - mean \ value \ of \ y$$



	Review Supervised Learning	P	Hands On Linear Regression - Part 2
	Linear Regression	P	Regularization
φ	Multiple Regression	þ	Hands On - Regularization
P	Feature Importance	P	Hyperparameter Tuning
$\dot{\Box}$	Asumsi Linear Regression	Image: Control of the	Hands On - Hyperparamater Tuning
	Hands On Linear Regression - Part 1	Ь	Hands On - Other Regression Algorithm



	Review Supervised Learning	P	Hands On Linear Regression - Part 2
	Linear Regression	ġ.	Regularization
	Multivariate Regression	Ϋ́	Hands On - Regularization
ė,	Feature Importance	Ϋ́	Hyperparameter Tuning
Image: Control of the	Asumsi Linear Regression	ψ̈́	Hands On - Hyperparamater Tuning
	Hands On Linear Regression - Part 1	\Box	Hands On - Other Regression Algorithm

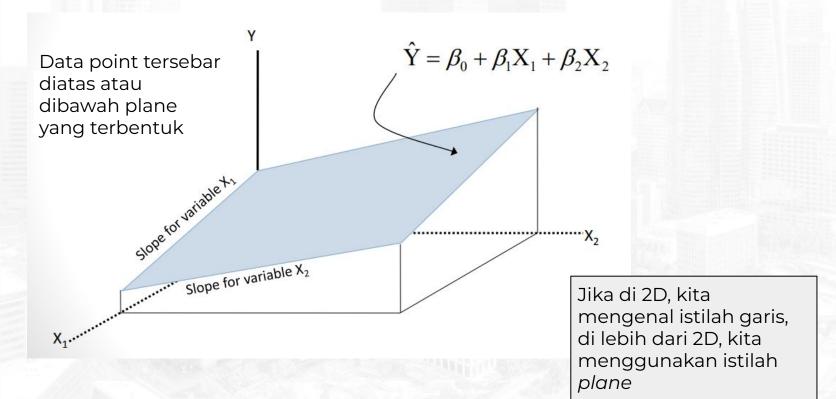


Untuk kasus di dunia nyata, dapatkah kita hanya menggunakan 1 variabel saja?

Kita dapat menggunakan lebih dari 1 variabel: Multivariate Linear Regression



Multivariate Linear Regression





Multivariate Linear Regression

- Menggunakan lebih dari satu feature (X), dan melakukan prediksi untuk target (Y)
- Pada kenyataannya, di dunia nyata kita menggunakan banyak variabel

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + ... + \beta_i X_i$$

Y: Dependent variable

 β_0 : Intercept

 β_i : Slope for X_i / coefficient

X = Independent variable

```
features = ['bedrooms', 'bathrooms', 'sqft_living', 'sqft_lot', 'floors', 'zipcode']
complex_model_1 = linear_model.LinearRegression()
complex_model_1.fit(train_data_dm[features], train_data_dm['price'])

print('Intercept: {}'.format(complex_model_1.intercept_))
print('Coefficients: {}'.format(complex_model_1.coef_))
```



	Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
	Linear Regression	Image: Control of the control of th	Regularization
	Multivariate Regression	$\frac{1}{2}$	Hands On - Regularization
ψ̈́.	Feature Importance	P	Hyperparameter Tuning
$\dot{\Box}$	Asumsi Linear Regression	Image: Control of the	Hands On - Hyperparamater Tuning
4	Hands On Linear Regression - Part 1	Ь	Hands On - Other Regression Algorithm



	Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
	Linear Regression	ψ̈́.	Regularization
	Multivariate Regression	\downarrow	Hands On - Regularization
	Feature Importance	P	Hyperparameter Tuning
Image: Control of the	Asumsi Linear Regression	Image: Control of the	Hands On - Hyperparamater Tuning
	Hands On Linear Regression - Part 1	\Box	Hands On - Other Regression Algorithm



Coefficient As Feature Importance

Contoh Hasil Regresi:

Target:

Revenue (y)

Feature:

#visit (x₁) #clicks (x₂) Gender (x₃)

Contoh persamaan linear:

$$y = 0.1 + 0.7x_1 + 0.4x_2 + 0.0001x_3$$

Coefficient dapat diartikan sebagai feature importance dan dapat digunakan untuk:

1. Derive Business Insight

Contoh insight: Feature x₁ (#visit) berperan besar untuk meningkatkan revenue

Contoh rekomendasi: Perbanyak #visit dari user untuk meningkatkan awareness dan rekomendasi agar transaksi dan generate revenue, contohnya dengan gamifikasi

2. Feature Selection

Feature x₃ memiliki coefficient sangat kecil; 0.0001;

- Pertimbangkan untuk hapus jika featurenya jika menggunakan Linear Regression
- Jika featurenya kategorikal, gunakan algoritma lain untuk handle non-linear data



	Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
	Linear Regression	Image: Control of the control of th	Regularization
	Multivariate Regression	$\frac{1}{2}$	Hands On - Regularization
	Feature Importance	P	Hyperparameter Tuning
$\dot{\Box}$	Asumsi Linear Regression	Image: Control of the	Hands On - Hyperparamater Tuning
-	Hands On Linear Regression - Part 1	\Box	Hands On - Other Regression Algorithm

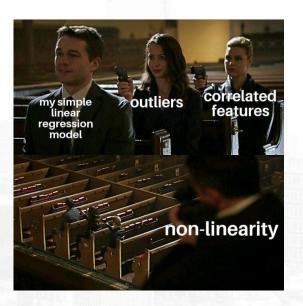
Penting untuk diingat

Rakamin Academy

Kapan lebih baik menggunakan Linear Regression dan Regularizationnya?

Linear regression harus memenuhi beberapa asumsi untuk membuat model tetap robust:

- 1. Hubungan Feature & Target linear
- 2. Hindari outlier
- 3. Setiap feature mempunyai distribusi normal, dengan skala yang sama
 - a. Setiap algoritma yang basisnya perhitungan jarak, penting untuk dilakukan scaling





	Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
	Linear Regression	P	Regularization
	Multivariate Regression	†	Hands On - Regularization
	Feature Importance	į.	Hyperparameter Tuning
	Asumsi Linear Regression	\Box	Hands On - Hyperparamater Tuning
4	Hands On Linear Regression - Part 1	\Box	Hands On - Other Regression Algorithm



Feature bedrooms & sqft_living tidak memiliki skala yang sama

Target	Foature	
larget ——————	reature —	

price	bedrooms	bathrooms	sqft_living	sqft_lot	floors	waterfront	view	condition	grade	sqft_above
221900	3	1	1180	5650	1	0	0	3	7	1180
538000	3	2.25	2570	7242	2	0	0	3	7	2170
180000	2	1	770	10000	1	0	0	3	6	770
604000	4	3	1960	5000	1	0	0	5	7	1050
510000	3	2	1680	8080	1	0	0	3	8	1680
257500	3	2.25	1715	6819	2	0	0	3	7	1715
291850	3	1.5	1060	9711	1	0	0	3	7	1060
229500	3	1	1780	7470	1	0	0	3	7	1050
323000	3	2.5	1890	6560	2	0	0	3	7	1890
662500	3	2.5	3560	9796	1	0	0	3	8	1860
468000	2	1	1160	6000	1	0	0	4	7	860
310000	3	1	1430	19901	1.5	0	0	4	7	1430
400000	3	1.75	1370	9680	1	0	0	4	7	1370
530000	5	2	1810	4850	1.5	0	0	3	7	1810
650000	4	3	2950	5000	2	0	3	3	9	1980
395000	3	2	1890	14040	2	0	0	3	7	1890

Penting untuk diingat

Kapan lebih baik menggunakan Linear Regression dan Regularizationnya?



- 1. Hubungan Feature & Target linear
- 2. Hindari outlier
- 3. Setiap feature mempunyai distribusi normal, dengan skala yang sama
 - a. Setiap algoritma yang basisnya perhitungan jarak, penting untuk dilakukan scaling
- 4. Hindari multikolinearitas (korelasi antar feature yang tinggi)
 - a. Hapus salah satu feature yang punya korelasi tinggi







Multikolinearitas pada Linear Regression

Jika terdapat hasil correlation analysis dibawah ini:

#visit	1		
#click	0.9 (multikolinearitas)	1	
revenue	0.7	0.8	1
	#visit	#click	revenue

- Feature #visit dan #click mempunyai correlation score yang tinggi satu sama lain.
 Jika #visit memiliki error yang tinggi di model linear regression, dapat dipastikan
 #click juga akan memiliki error yang tinggi juga karena korelasi 0.9.
- Error pada linear regression menjadi double /

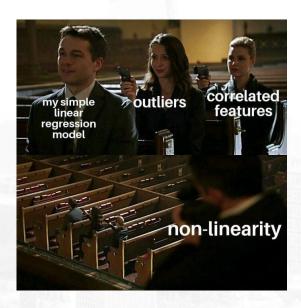
Penting untuk diingat

Rakamin

Kapan lebih baik menggunakan Linear Regression dan Regularizationnya?

Linear regression harus memenuhi beberapa asumsi untuk membuat model tetap robust:

- 1. Hubungan Feature & Target linear
- 2. Hindari outlier
- 3. Setiap feature mempunyai distribusi normal, dengan skala yang sama
 - a. Setiap algoritma yang basisnya perhitungan jarak, penting untuk dilakukan scaling
- 4. Hindari multikolinearitas (korelasi antar feature yang tinggi)
 - a. Hapus salah satu feature yang punya korelasi tinggi



Kalau ada kendala seperti diatas bagaimana? Gunakan algoritma lainnya

Decision Tree

```
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
dt = DecisionTreeRegressor()
dt.fit(x, y)
```

Random Forest

```
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
rf = RandomForestRegressor()
rf.fit(x, y)
```

Support Vector Regressor

```
from sklearn.svm import SVR
svr = SVR()
svr.fit(x,y)
```



	Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
	Linear Regression	Image: Control of the control of th	Regularization
	Multivariate Regression	þ	Hands On - Regularization
	Feature Importance	P	Hyperparameter Tuning
	Asumsi Linear Regression	\begin{picture}(1) \\ \phi\end{picture}	Hands On - Hyperparamater Tuning
\perp	Hands On Linear Regression - Part 1	\Box	Hands On - Other Regression Algorithm



Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
Linear Regression	ė,	Regularization
Multivariate Regression	†	Hands On - Regularization
Feature Importance	ψ̈́.	Hyperparameter Tuning
Asumsi Linear Regression	Image: Control of the	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hands On Linear Regression - Part 1		Hands On - Other Regression Algorithm



Implementasi di python





Implementasi di python: Model Validation

from sklearn.model selection import train test split
Xtrain, Xtest, ytrain, ytest = train_test_split(x,y,test_size=1/3, random_state=42)

Split train & test set



Implementasi di python: Fit Model

from sklearn.model selection import train test split
Xtrain, Xtest, ytrain, ytest = train_test_split(x,y,test_size=1/3, random_state=42)

Split train & test set

from sklearn.linear model import LinearRegression# import linear regression dari sklearn
regressor = LinearRegression() # inisiasi object untuk regression dengan nama regressor
regressor.fit(xtrain, ytrain) # fit model regression dari data train

Latih model pada train set



Implementasi di python: Prediksi Test Set

from sklearn.model selection import train test split
Xtrain, Xtest, ytrain, ytest = train_test_split(x,y,test_size=1/3, random_state=42)

Split train & test set

from sklearn.linear model import LinearRegression # import linear regression dari sklearn
regressor = LinearRegression() # inisiasi object untuk regression dengan nama regressor
regressor.fit(Xtrain, ytrain) # fit model regression dari data train

Latih model pada train set

y pred = regressor.predict(Xtest) # prediksi data test

Prediksi label test set



Implementasi di python: Evaluasi Hasil Prediksi

from sklearn.model selection import train test split
Xtrain, Xtest, ytrain, ytest = train_test_split(x,y,test_size=1/3, random_state=42)

Split train & test set

from sklearn.linear model import LinearRegression # import linear regression dari sklearn
regressor = LinearRegression() # inisiasi object untuk regression dengan nama regressor
regressor.fit(Xtrain, ytrain) # fit model regression dari data train

Latih model pada train set

y pred = regressor.predict(Xtest) # prediksi data test

Prediksi label test set

from sklearn.metrics import mean squared error, mean_absolute_error, r2_score
print(mean absolute error(ytest, y pred)) # MAE
print(mean squared error(ytest, y pred, squared=False)) # RMSE
print(r2 score(ytest, y pred)) # R2 score

Evaluasi Test Set

Output Hasil Evaluasi:

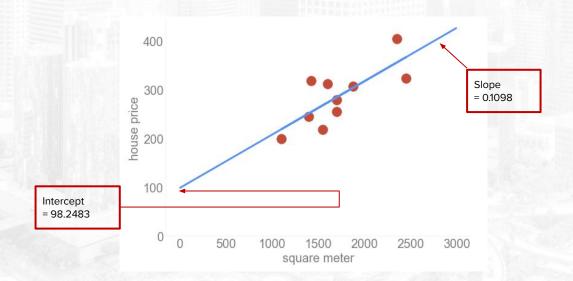
MAE: 0.02 RMSE: 0.03 R2 score: 0.61



Implementasi di python: Coefficient & Intercept

```
print('Coefficients: \n', regressor.coef )# The slope
print('Intercept: \n', regressor.intercept_)# The Intercept
intercept
```

Melihat nilai slope & intercept





Review Supervised Learning	早	Hands On Linear Regression - Part 2
Linear Regression	Image: Control of the control of th	Regularization
Multivariate Regression	þ	Hands On - Regularization
Feature Importance	P	Hyperparameter Tuning
Asumsi Linear Regression	\bar{\pi}	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hands On Linear Regression - Part 1	\Box	Hands On - Other Regression Algorithm



Review Supervised Learning	Hands On Linear Regression - Part 2
Linear Regression	Regularization
Multivariate Regression	Hands On - Regularization
Feature Importance	Hyperparameter Tuning
Asumsi Linear Regression	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hands On Linear Regression - Part 1	Hands On - Other Regression Algorithm



Review Supervised Learning	Hands On Linear Regression - Part 2
Linear Regression	Regularization
Multivariate Regression	Hands On - Regularization
Feature Importance	Hyperparameter Tuning
Asumsi Linear Regression	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hands On Linear Regression - Part 1	Hands On - Other Regression Algorithm



Revi	ew Supervised Learning		Hands On Linear Regression - Part 2
Line	ar Regression		Regularization
Mult	ivariate Regression	Image: Control of the	Hands On - Regularization
Feat	ure Importance	ψ̈́.	Hyperparameter Tuning
Asur	nsi Linear Regression	\begin{picture}(1) \\ \text{P}\end{picture}	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hand	ds On Linear Regression - Part 1	Ь	Hands On - Other Regression Algorithm

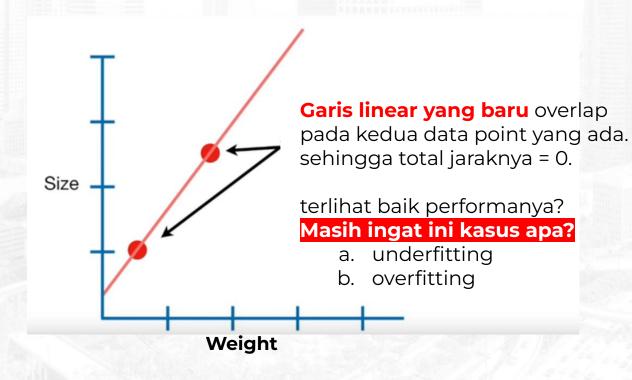


Sebuah Kasus:

Bagaimana jika kita hanya mempunyai sedikit data untuk training?

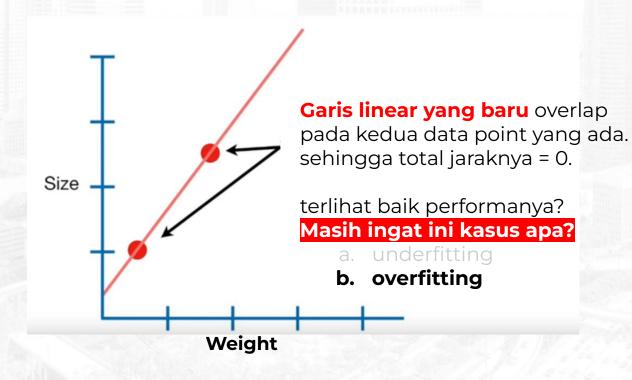


Nah, bagaimana jika kita hanya mempunyai 2 data point saja untuk membuat garis linear?



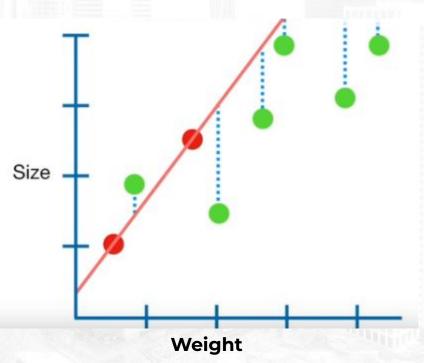


Nah, bagaimana jika kita hanya mempunyai 2 data point saja untuk membuat garis linear?





Jika data point merah adalah data training, dan data point hijau adalah data testing,



Total jarak antara **2 data point** pada **data training** sangat kecil, pada kasus ini adalah 0

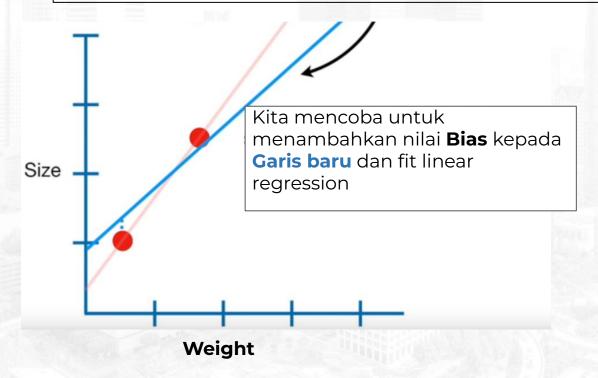
Namun, total jarak pada data testing terlihat cukup besar, benar?



Untuk mengatasi hal tersebut, dapat digunakan **Regularization**

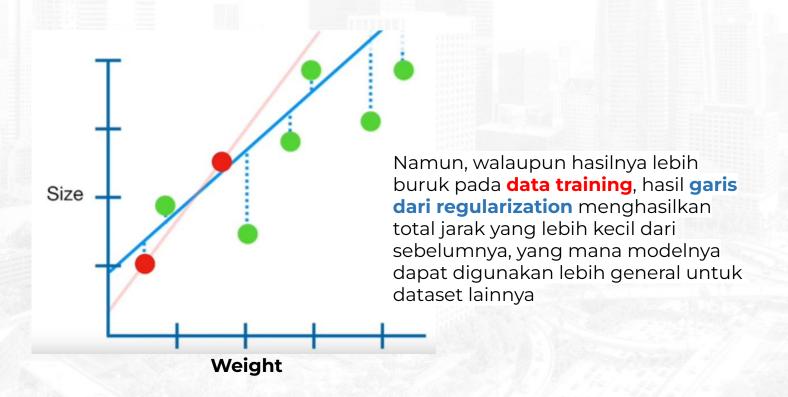


Ide utama dari **Regularization** adalah untuk membuat sebuah **Garis baru** yang tidak terlalu fit dengan **Data training**, namun diharapkan memiliki hasil yang lebih bagus dengan **Data testing**.



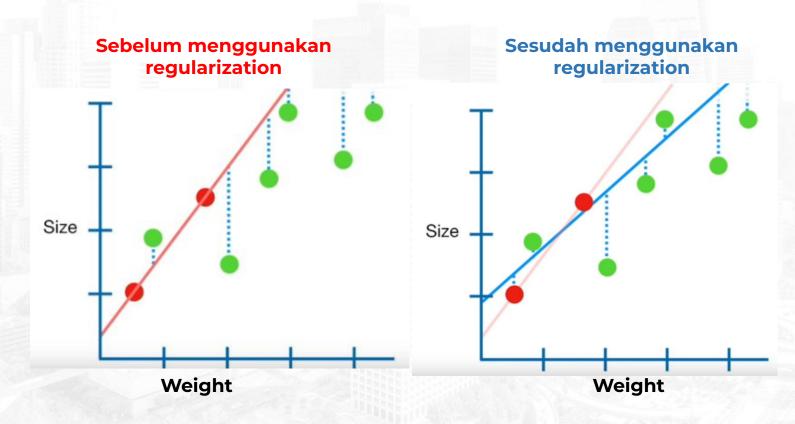


Dengan menambahkan **Bias**, otomatis kita memperbesar error pada **data training**, dan membuat hasilnya lebih buruk dari sebelumnya pada **data training**.



Mari kita bandingkan lagi,

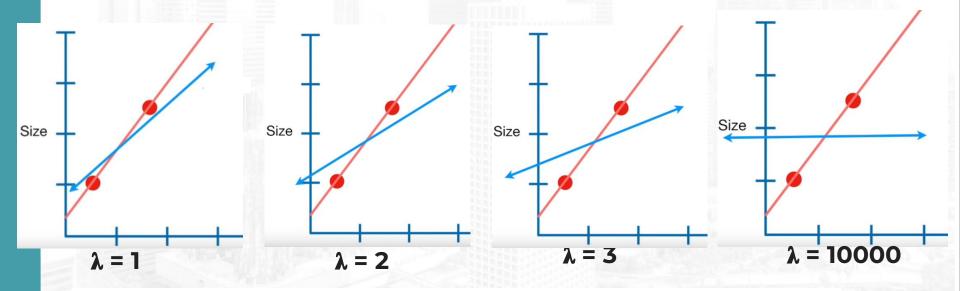






Pada regularization, terdapat parameter bernama λ (atau alpha pada sklearn). Parameter ini mempengaruhi seberapa besar nilai bias yang diaplikasikan.

Nilai coefficient terus mengecil namun tidak pernah mencapai nilai 0



Untuk memilih nilai λ yang tepat, kita melakukan **tuning hyperparameter** λ untuk menentukan hasil mana yang memiliki nilai variance yang paling kecil

kita akan membahas tentang tuning hyperparameter pada akhir topik



Regularization Types

- Ridge Regression (L2 Norm)

 Performanya lebih baik jika banyak variabel yang berkaitan terhadap targetnya
- Lasso Regression (L1 Norm)
 Performanya akan lebih baik dalam menurunkan variance yang mengandung banyak variabel yang tidak terlalu berkaitan terhadap targetnya
- Elastic Net
 Kombinasi antara Ridge dan Lasso, mengatasi kekurangan satu sama lainnya. Namun, pemilihan parameter λ menjadi semakin kompleks



Jika kita mengingat kembali persamaan garis linear sebelumnya:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$

Ridge Regression menambahkan penalty L2-norm

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$
 + L2 Penalty

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon + \lambda * \beta_1^2$$

Lasso Regression menambahkan penalty Li-norm

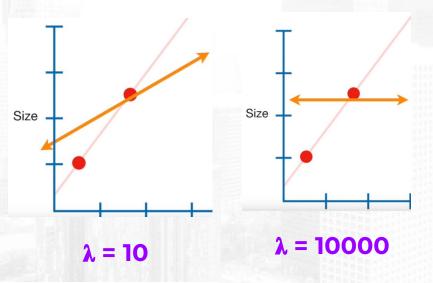
$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$
 + L1 Penalty

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon + \lambda * |\beta_1|$$

menentukan seberapa besar nilai penalty-nya.



Perbandingan hyperparameter λ (atau alpha pada sklearn) pada Lasso Regression



Nilai slope turun terus menerus semakin besar nilai λ nilainya bisa mencapai nilai 0 (tegak lurus terhadap sumbu y)

Artinya apa jika nilai slope 0?

Variable tersebut tidak akan ada pengaruhnya terhadap prediksi dengan linear regression. Ingat fungsi garis linear regression yang mengalikan variable dengan nilai slope

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon + \lambda * |\beta_1|$$



Contoh: Bayangkan untuk melakukan prediksi size seekor tikus, kita memiliki variabel sebagai berikut:

- Weight
- Jenis kelamin
- Ukuran kandang
- Usia Pemelihara

Kedua variabel ini masih masuk akal

Bagaimana dengan kedua variabel ini?



Ketika kita menggunakan Ridge regression,

- Ukuran kandang
- Usia Pemelihara

- Weight
- Jenis kelamin

Ketika kita meningkatkan nilai lambda, nilai dari kedua variable ini akan mengecil hingga mendekati 0. tapi masih ada efeknya karena belum mencapai 0.

Kedua variable ini akan sedikit menyusut nilainya seiring naiknya nilai lambda



Namun, Jika kita menggunakan Lasso regression,

- Ukuran kandang
- Usia Pemelihara

- Weight
- Jenis kelamin

Ketika kita meningkatkan nilai lambda, nilai dari kedua variable ini akan mengecil hingga 0 sampai tidak ada efeknya lagi di perhitungan.

Kita akan mendapatkan hasil perhitungan yang lebih baik

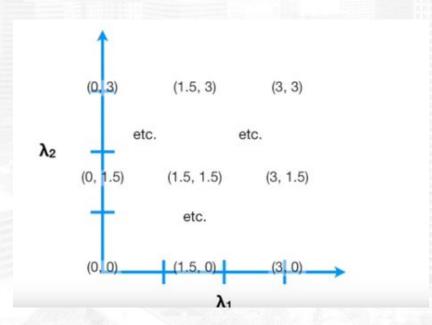
Kedua variable ini akan sedikit menyusut nilainya seiring naiknya nilai lambda



Elastic Net Regression - Why not use both?

Terdapat 2 lambda, yaitu untuk lasso dan ridge

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$$
 + L2 Penalty + L1 Penalty



Perlu ditemukan kombinasi dari nilai λ_1 dan λ_2 untuk hasil yang optimal.





```
from sklearn.linear_model import Ridge
model = Ridge()
model.fit(X,y)
```

Lasso in Python

```
from sklearn.linear_model import Lasso
model = Lasso()
model.fit(x,y)
```

ElasticNet in Python

```
from sklearn.linear_model import ElasticNet
model = ElasticNet()
model.fit(x,y)
```



Review Supervised Learning		Hands On Linear Regression - Part 2
Linear Regression		Regularization
Multivariate Regression	†	Hands On - Regularization
Feature Importance	ψ̈́	Hyperparameter Tuning
Asumsi Linear Regression	Image: Control of the control of th	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hands On Linear Regression - Part 1		Hands On - Other Regression Algorithm



Review Supervised Learning	2	Hands On Linear Regression - Part 2
Linear Regression		Regularization
Multivariate Regression		Hands On - Regularization
Feature Importance	P	Hyperparameter Tuning
Asumsi Linear Regression	¢	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hands On Linear Regression - Part 1	占	Hands On - Other Regression Algorithm



Review Supervised Learning		Hands On Linear Regression - Part 2
Linear Regression		Regularization
Multivariate Regression		Hands On - Regularization
Feature Importance	Ϋ́	Hyperparameter Tuning
Asumsi Linear Regression	\(\begin{picture} \equiv	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hands On Linear Regression - Part 1		Hands On - Other Regression Algorith



Review Supervised Learning	Hands On Linear Regression - Part 2
Linear Regression	Regularization
Multivariate Regression	Hands On - Regularization
Feature Importance	Hyperparameter Tuning
Asumsi Linear Regression	Hands On - Hyperparamater Tuning
Hands On Linear Regression - Part 1	Hands On - Other Regression Algorithm

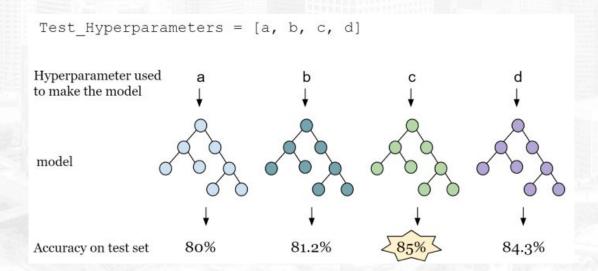


Apa itu Hyperparameter?

Variabel pada algoritma yang mempengaruhi hasil dari model

Contoh:

• Berapa nilai λ yang perlu digunakan di ridge regression?





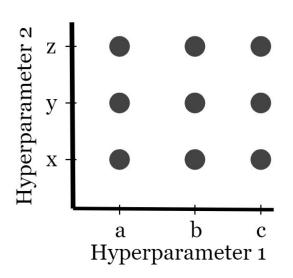
Solusi Umum: Grid Search

Grid Search

Pseudocode

Hyperparameter_One = [a, b, c]

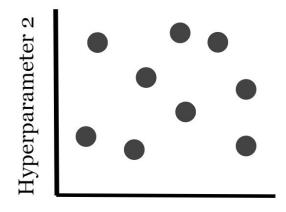
Hyperparameter Two = [x, y, z]



Random Search

Pseudocode

Hyperparameter_One = random.num(range)
Hyperparameter_Two = random.num(range)



Hyperparameter 1



Contoh

 Digunakan 2 hyperparameter untuk melatih algoritma ridge regression: alpha dan solver

```
alpha = [1,2,3,4]
solver = ['auto', 'lsqr', 'sag']
```

```
Ridge(alpha=1, solver='auto')
Ridge(alpha=2, solver='auto')
Ridge(alpha=3, solver='auto')
Ridge(alpha=4, solver='auto')

Ridge(alpha=1, solver='lsqr')
Ridge(alpha=2, solver='lsqr')
Ridge(alpha=3, solver='lsqr')
Ridge(alpha=4, solver='lsqr')

Ridge(alpha=1, solver='sag')
Ridge(alpha=2, solver='sag')
Ridge(alpha=3, solver='sag')
Ridge(alpha=4, solver='sag')
Ridge(alpha=4, solver='sag')
```

Akan dilatih 12 model ridge regression yang mempunyai performa error yang berbeda-beda. Model yang mempunyai error terkecil akan digunakan sebagai model akhir.



Implementasi di Python

```
from sklearn.model selection importRandomizedSearchCV, GridSearchCV
from sklearn.linear_model import Ridge

# list dari hyperparameter
alpha = [0.01, 0.1, 1, 2] # alpha / \(\lambda\)
solver = ['lsqr'] # menggunakan least-square routine
hyperparameters = dict(alpha=alpha, solver=solver)# mengumpulkan semua hyperparameter pada dictionary

# Fit model
model = Ridge() # inisiasi model
clf = RandomizedSearchCV(model, hyperparameters, cv=5, scoring='r2')# randomize search dengan 5-fold cross-val
best_model = clf.fit(xtrain, ytrain)# Latih model
```



Review Supervised Learning
Linear Regression
Multivariate Regression
Feature Importance
Asumsi Linear Regression
Hands On Linear Regression - Part 1





Topik Supervised Learning: Regression



Review Supervised Learning



Linear Regression



Multivariate Regression



Feature Importance



Asumsi Linear Regression



Hands On Linear Regression - Part 1



Hands On Linear Regression - Part 2



Regularization



Hands On - Regularization



Hyperparameter Tuning



Hands On - Hyperparamater Tuning





Topik Supervised Learning: Regression



Review Supervised Learning



Linear Regression



Multivariate Regression



Feature Importance



Asumsi Linear Regression



Hands On Linear Regression - Part 1



Hands On Linear Regression - Part 2



Regularization



Hands On - Regularization



Hyperparameter Tuning



Hands On - Hyperparamater Tuning





Topik Supervised Learning: Regression



Review Supervised Learning



Linear Regression



Multivariate Regression



Feature Importance



Asumsi Linear Regression



Hands On Linear Regression - Part 1



Hands On Linear Regression - Part 2



Regularization



Hands On - Regularization



Hyperparameter Tuning



Hands On - Hyperparamater Tuning



Decision Tree

```
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
dt = DecisionTreeRegressor()
dt.fit(x, y)
```

Random Forest

```
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
rf = RandomForestRegressor()
rf.fit(x, y)
```

Support Vector Regressor

```
from sklearn.svm import SVR
svr = SVR()
svr.fit(x,y)
```



Topik Supervised Learning: Regression



Review Supervised Learning



Linear Regression



Multivariate Regression



Feature Importance



Asumsi Linear Regression



Hands On Linear Regression - Part 1



Hands On Linear Regression - Part 2



Regularization



Hands On - Regularization



Hyperparameter Tuning



Hands On - Hyperparamater Tuning

